

## انتخاب ویژگی برای ارزیابی بی مرجع تصاویر چند تخریبه بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

زهرا داودی درزی\*

### چکیده

با توجه به اهمیت تصاویر در کاربردهای متفاوت، کیفیت آن‌ها مورد توجه است. علی‌رغم پژوهش‌های انجام شده در این حوزه، همچنان نمی‌توان کیفیت تصاویر با تخریب‌های متفاوت را به درستی به دست آورد. در این مقاله، یک معیار ارزیابی بی مرجع کیفیت تصاویر چندتخریبه، معرفی شده است. این معیار بر پایه ترکیب ویژگی‌های ساختاری و روشنایی تصویر، کیفیت تصاویر را می‌سنجد. طبق پژوهش‌های انجام شده، این ویژگی‌ها تحت تاثیر تخریب‌های متفاوت، به صورت قابل توجهی تغییر می‌کنند. در ابتدا ویژگی‌های مدنظر از تصاویر استخراج شدند. سپس توسط الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، ترکیب بهینه‌ای از ویژگی‌هایی به دست آمد که تخریب‌های موجود در تصاویر مجموعه داده‌های متفاوت را به درستی می‌سنجند. این ترکیب، توسط رگرسیون بردار پشتیبانی به مدل آموزش داده شد تا بتواند به بررسی کیفیت سایر تصاویر با همین تخریب‌ها پردازد. به دلیل جامعیت ویژگی‌های انتخاب شده، این معیار توانایی سنجش کیفیت تصاویر با انواع تخریب‌ها را دارد. طبق نتایج حاصله از اجرای معیار، بهبود قابل توجهی در ارزیابی کیفیت تصاویر چند تخریبه و حتی تک تخریبه داشتیم. در این پژوهش، علاوه بر ارائه یک معیار جامع تا حد امکان بتواند ابعاد تغییر یافته تصویر بعد از تخریب را بسنجد، ترکیب بهینه ویژگی‌های موثر در سنجش کیفیت تصاویر تحت تاثیر تخریب یا تخریب‌های متفاوت، به دست آمد.

### کلیدواژه‌ها

ارزیابی کیفیت تصویر بی مرجع، روش‌های ریاضی، تصاویر چندتخریبه، ترکیب ویژگی‌ها، الگوریتم بهینه‌سازی ذرات

موضوعات مهم در حوزه پردازش تصویر و پایه و پیش‌نیاز بسیاری دیگر از موضوعات می‌باشد.

### مقدمه

معیارهای متنوعی جهت ارزیابی کیفیت تصویر وجود دارد. می‌توان این معیارها را بر پایه پارامترهای مختلفی به دسته‌هایی تقسیم کرد.

معیارها از جهت در دسترس بودن تصویر مرجع، در سه دسته کلی با مرجع، بامرجع کاهش یافته و بی مرجع جای می‌گیرند. در معیارهای بامرجع از مقایسه بین تصویر اصلی و تصویر تخریب شده، کیفیت تصویر به دست می‌آید. در دسته دوم تصویر مرجع وجود ندارد. اما ویژگی‌هایی از آن موجود بوده، از مقایسه این ویژگی‌ها با ویژگی‌های استخراج شده از تصویر تخریب شده

تصاویر در حوزه‌های متفاوت نقش کلیدی و اساسی دارند. به عنوان مثال در دستگاه‌های عکس برداری پزشکی و یا در دوربین‌های کشف جرائم راهنمایی و رانندگی تصاویر بی کیفیت کارایی ندارند. بنابراین بررسی و بهبود کیفیت تصویر، یکی از

این مقاله در بهمن ماه ۱۳۹۹ دریافت، در مردادماه ۱۴۰۰ بازنگری و شهریورماه همان سال پذیرفته شد.

\*دانش‌آموخته‌ی کارشناسی ارشد رشته مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه شهید بهشتی

رایانامه: [it.davoodi@gmail.com](mailto:it.davoodi@gmail.com)

را به درستی بسنجد. بنابراین یکی از راه‌حل‌های غلبه بر این مسئله، ترکیب معیارهای قبلی است [۱].

ترکیب معیارها هم در معیارهای بامرجع و هم بی‌مرجع انجام می‌پذیرد، اما در معیارهای بامرجع بیشتر مشاهده شده است. ایده اصلی در معیارهای بامرجع ترکیبی، اجرای معیارهای بامرجع و ترکیب نتایج آن‌ها توسط وزن‌دهی پویا [۲]، ترکیب خطی و غیرخطی نتایج [۳]، همبستگی کانونی [۴] و رگرسیون بردار پیش‌تیبان [۵] و یادگیری ماشین [۶] [۱] و... است. انتخاب معیارها معمولاً توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی همچون الگوریتم ژنتیک انجام می‌گیرد. به عنوان مثال در معیار ترکیب چند معیار برپایه برنامه نویسی ژنتیک چندشی‌ای (MFMOGP) [۷] نتایج حاصل از شانزده معیار بامرجع با یکدیگر ترکیب شدند. این معیار روی مجموعه داده‌های استاندارد LIVE، TID2008، CSIQ مورد ارزیابی قرار گرفت. در مرحله ترکیب مناسب‌ترین معیار انتخاب شد. سپس جمع وزن‌دار آنها جهت بهینه‌سازی دقت و پیچیدگی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

همین‌طور در معیارهای [۸] و [۹] نیز مسئله بهینه‌سازی از ترکیب معیارهای ارزیابی کیفیت مطرح می‌شود. وزن هر معیار به عنوان متغیر تصمیم‌گیری در یک مسئله کاهش حداقل میزان ریشه میانگین مربع خطا بین نمرات داده شده و نمراتی که کاربران به تصاویر داده‌اند، مورد استفاده قرار می‌گیرد. از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک جهت حل مسئله بهینه‌سازی استفاده می‌شود. به ازای هر مجموعه داده مورد بررسی، یک ترکیب بهینه از هجده الگوریتم مدنظر، معرفی می‌شود. در نهایت نمره نهایی کیفیت حاصل می‌شود. در [۱۰] نیز جهت ترکیب معیارها، از خوشه بندی (روش محبوب K-MEANS) استفاده می‌شود.

معیار [۴] برپایه آنالیز ضریب کانونی<sup>۲</sup> (CCA) می‌باشد. برداری از نتایج حاصل از اجرای معیارهای انتخابی و یک بردار از نتایج حاصل از نظرات افراد برای تصاویر مختلف ایجاد می‌شود. سپس ارتباط بین این دو بردار را با استفاده از آنالیز ضریب کانونی حداکثر می‌کند. بعد از تحلیل ارتباط بین دو بردار، نیاز به یک مدل رگرسیون جهت پیش‌بینی نمرات کیفیت تصاویر است. در نهایت این نمرات بر اساس ضرایب به دست آمده از تجزیه و تحلیل CCA و پارامترهای رگرسیون حاصل از حداقل مربع خطا (LSE)<sup>۳</sup> به دست می‌آید.

در معیار موجود در [۱۱] MAD<sup>۴</sup> از استراتژیهای چندگانه استفاده می‌شود. استراتژی اول، مبتنی بر تشخیص است و برای

کیفیت حاصل می‌شود. در معیارهای بی‌مرجع بدون در دسترس داشتن هیچ گونه اطلاعاتی از تصویر، کیفیت آن را می‌سنجند. در این دسته، از ویژگی‌های آماری تصویر جهت بررسی تغییرات اعمال شده روی ساختار تصویر استفاده می‌شود. به دلیل گستردگی ویژگی‌های تصویر و موثر بودن هر یک در بررسی اثرات تخریبی خاص، معیارهای بی‌مرجع چالش بیشتری دارند. [۱۷]

از لحاظ بررسی تعداد تخریب‌های اعمال شده روی تصویر، معیارها به دو دسته تک‌تخریب و چندتخریب تقسیم می‌شوند. بیشتر معیارها تنها تصاویر تحت تاثیر یک نوع تخریب را بررسی می‌کنند، اما ممکن است تصویر از مرحله ثبت تا ذخیره‌سازی، تحت تاثیر چندین تخریب قرار بگیرد. در این حالت علاوه بر بررسی اثرات هر تخریب روی ساختار تصویر، اثرات تخریب‌ها روی یکدیگر نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد. به عنوان مثال اعمال تخریب تاری روی تصویری نویزی سبب بهبود کیفیت تصویر می‌شود، اما در حالت برعکس کیفیت تصویر کاهش می‌یابد. [23]

نمود یک معیار جامع با قابلیت سنجش کیفیت انواع تصاویر، یکی از چالش‌های اساسی و مهم ارزیابی کیفیت تصویر است. در این پژوهش، یک چارچوب ترکیبی ارزیابی بی‌مرجع کیفیت تصاویر با تخریب‌های چندگانه ارائه می‌دهیم به طور کلی، در معیارهای ارزیابی بی‌مرجع، ویژگی‌هایی از تصویر تخریب شده استخراج شده و توسط رگرسیون بردار پیش‌تیبانی به مدل آموزش داده می‌شود. مدل می‌تواند کیفیت تصاویر تخریب شده توسط تخریب‌های تاثیر گذار در ویژگی‌های آموزش داده شده، را بسنجد. به عنوان مثال تخریب تاری روی ساختار و لبه‌های تصویر تاثیر مستقیم دارد. بنابراین ترکیب ویژگی‌هایی که به صورت جامع تاثیر تخریب‌های متفاوت روی تصاویر و روی یکدیگر را بررسی می‌کند، در این پژوهش مدنظر قرار دادیم. این ویژگی‌ها را بر اساس بهترین نتایج حاصل از معیارهای پیشین ارزیابی بی‌مرجع کیفیت تصاویر با تخریب‌های چندگانه استخراج کرده و به مدل آموزش دادیم.

در بخش اول، به بررسی معیارهای ترکیبی موجود می‌پردازیم. سپس با چارچوب پیشنهادی آشنا شده و ویژگی‌های مورد استفاده را بررسی می‌کنیم. در بخش بعدی به ارزیابی چارچوب پیشنهادی و مجموعه داده‌های عمومی ارزیابی کیفیت جهت رسیدن به نتایج نهایی می‌پردازیم.

## ۱ معیارهای ترکیبی

علی‌رغم پژوهش‌های فراوان در حوزه ارزیابی کیفیت تصویر، همچنان معیاری جامع جهت بررسی کیفیت همه تصاویر معرفی نشده است. هر معیار ممکن است تخریب یا تخریب‌های خاصی را به درستی بررسی کند، اما نتواند کیفیت تصویر با تخریبی دیگر

<sup>1</sup> Multi-measures Fusion based on Multi-Objective Genetic Programming

<sup>2</sup> Canonical correlation analysis

<sup>3</sup> Least square error

<sup>4</sup> Most apparent distortion.

## ۲ معیار پیشنهادی

هرکدام از معیارها، کیفیت تصاویر با تخریب یا تخریب‌های خاصی را به خوبی می‌سنجند، اما ممکن است روی تخریب‌های دیگر نتایج ضعیفی داشته باشند. در این مقاله، از طریق ویژگی‌های موثر در سنجش تخریب حاصل شده در تصویر، یک معیار بی‌مرجع ارزیابی کیفیت تصاویر با تخریب‌های چندگانه ارائه دادیم، به طور کلی، در معیارهای ارزیابی بی‌مرجع، ویژگی‌هایی از تصویر تخریب شده، استخراج شده و توسط رگرسیون بردار پشتیبانی به مدل آموزش داده می‌شود، تا بتوان کیفیت تصاویر تخریب شده را بسنجد. به عنوان مثال تخریب تاری روی ساختار و لبه‌های تصویر تاثیر مستقیم دارد. بنابراین ترکیب ویژگی‌هایی که به صورت جامع، تاثیر تخریب‌های متفاوت را روی تصاویر و روی یکدیگر بررسی می‌کند، مدنظر قرار دادیم. این ویژگی‌ها را براساس بهترین نتایج حاصل از معیارهای پیشین ارزیابی بی‌مرجع کیفیت تصاویر با تخریب‌های چندگانه استخراج کرده و به مدل آموزش دادیم.

در این پژوهش سعی بر آن شده است که از مجموعه‌ای از ویژگی‌ها استفاده شود، تا تمام ابعاد یک تصویر که ممکن است توسط تخریب‌ها تغییر کنند، پوشش داده شود. در معیار [۱۲] و معیار [۱۷] نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی بی‌مرجع قبلی با یکدیگر ترکیب شدند. مسئله‌ای که سبب پیچیده شدن ترکیب در معیارهای بی‌مرجع می‌شود، انتخاب ویژگی‌ها و یا انتخاب نتایج جهت آموزش به مدل می‌باشد. در صورت ترکیب نتایج حاصل از اجرای معیارهای پیشین ارزیابی بی‌مرجع کیفیت تصاویر، با توجه به تصادفی بودن تقسیم تصاویر به دو دسته آموزش و آزمون، ممکن است تصویری که به یک معیار آموزش داده شده، در مرحله ترکیب جهت آزمون به مدل داده شود که از اعتبار نتایج می‌کاهد. در نتیجه در روش پیشنهادی به جای ترکیب نتایج، ویژگی‌های تصویر، جهت آموزش به مدل ارسال می‌شود. مزیت روش پیشنهادی قابل اطمینان بودن آن است زیرا تصاویری که در مرحله آزمون استفاده می‌شوند، در مرحله آموزش به مدل استفاده نشده است، همچنین آموزش و آزمون به تک تک معیارها، جهت دریافت نتایج و ترکیب آن‌ها، از مراحل حذف شده و سرعت الگوریتم بالاتر خواهد بود.

از الگوریتم بهینه‌سازی، جهت یافتن بهترین ترکیب ویژگی‌ها از بین ویژگی‌های انتخاب شده استفاده می‌شود، الگوریتم ازدحام ذرات<sup>۳</sup> را به دلیل همگرا شدن سریع و سادگی در پیاده‌سازی و عمومی بودن برای پژوهش انتخاب کردیم [۱۷]. این الگوریتم، در سال ۱۹۹۵ توسط ابرهارت ونیدی برای اولین بار به عنوان یک روش جستجوی غیرقطعی برای بهینه‌سازی تابعی مطرح گشت [32]. این الگوریتم، براساس رفتارهای اجتماعی گروه‌های

تصاویر با کیفیت بالا استفاده می‌شود. در تصاویر با کیفیت بالا، سیستم بینایی انسان به دنبال تشخیص تخریب‌های احتمالی موجود در تصاویر است، بنابراین ویژگی‌های سطح پایین مانند تابع حساسیت تباین دامنه مکان، درک غیرخطی از روشنایی، روشنایی و کنتراست، جهت کشف مناطق تحت تاثیر تخریب استفاده می‌شوند. یک نقشه نشانگر مناطق تخریب شده، حاصل می‌شود. از این نقشه جهت تخمین نمره نهایی استفاده می‌شود. استراتژی دوم مبتنی بر ظاهر می‌باشد. در تصاویر بی‌کیفیت به جای تشخیص تخریب، ظاهر تصویر را مورد بررسی قرارداداده و از یک روش مبتنی بر آمار محلی پاسخ فیلتر گابور استفاده می‌شود. این معیار تلاش می‌کند، به طور صریح این دو استراتژی را مدل سازی کند. سپس نتایج حاصل از این دو استراتژی با یکدیگر ترکیب شده و نمره نهایی حاصل می‌شود.

در معیارهای بی‌مرجع، نظرات کاربران در مورد تصاویر به مدل آموزش داده می‌شود، بنابراین پیچیدگی بیشتری نسبت به حالت بامرجع دارند. یکی از معیارهای بی‌مرجع ترکیبی، NR BSVRF [۱۲] می‌باشد. پنج معیار ارزیابی کیفیت بی‌مرجع به صورت تجربی انتخاب شدند. نتایج حاصل از معیارها را به همراه نمرات افراد به عنوان ورودی به رگرسیون بردار پشتیبانی<sup>۱</sup> آموزش داده شده و نمره نهایی به دست می‌آید. معیارهای ارزیابی کیفیت بی‌مرجع مورد استفاده شامل BRISQUE [۱۳]، BIQI [۱۴]، NJQA [۱۵] و JP2KNR [۱۶] می‌باشد. این معیار توسط تصاویر موجود در مجموعه داده LIVE به مدل آموزش داده شده و نتایج بهتری نسبت به تک تک روش‌های ارزیابی کیفیت مورد استفاده دارد. معیار موجود در مرجع [۱۷]، مانند روش موجود در معیار [۱۲] بوده، با این تفاوت که جهت انتخاب معیارها، از الگوریتم بهینه‌سازی ذرات<sup>۲</sup> استفاده نموده است. درمجموع از بین معیارهای موجود هشت معیار BRISQUE [۱۳]، NIQE [۱۸]، BIQI [۱۴]، BLINDS2 [۱۹]، JP2KNR [۱۶]، NJQA [۱۵] و Sheikh et al [۲۰] و JP2KNR [۱۶] و CPBD [۲۱] انتخاب شدند. از آنجایی که این معیارها برای ارزیابی تخریب‌های خاصی که در تصاویر موجود در مجموعه داده‌ها موجود هستند، طبیعتاً نتایج خوبی روی مجموعه داده دارند. در مسائل ارزیابی بدون مرجع، معمولاً مرحله آموزش وجود دارد. باید توجه شود که تصویری که به مدل آموزش داده شده، برای آزمون استفاده نشود. زمانی که نتایج به مدل آموزش داده می‌شوند، ممکن است این تداخل وجود داشته باشد. بنابراین به جای ترکیب نتایج به دست آمده، ویژگی‌های معیارها را با یکدیگر ترکیب می‌کند. این مورد تاکنون در مورد ارزیابی بی‌مرجع تصویر مورد توجه قرار نگرفته است، بنابراین ما بر آن شدیم که این حالت را مورد تحقیق و ارزیابی قرار دهیم.

<sup>1</sup> Support vector regression

<sup>2</sup> particle swarm optimization

<sup>3</sup> particle swarm optimization

معیار BRISQUE، کیفیت تصویر را برپایه ویژگی‌های آماری تصاویر طبیعی<sup>۱</sup> می‌سنجد. هیستوگرام ضرایب روشنایی نرمال شده محلی به عنوان ویژگی استخراج می‌شود.

در معیار GMLOG<sup>۲</sup>، از ترکیب مقدار گرادیان تصویر<sup>۲</sup> و لاپلاس گاوسی تصویر<sup>۳</sup> (مشق دوم) استفاده می‌شود که نتایج خوبی روی مجموعه داده‌های تک تخریبه دارد.

در معیار NRSL، هیستوگرام توزیع الگوی دودویی محلی نرمال شده<sup>۴</sup> به عنوان ویژگی ساختاری و هیستوگرام توزیع مقادیر روشنایی نرمال شده<sup>۵</sup> به عنوان ویژگی روشنایی استخراج شدند که به صورت جداگانه به معیار ارائه شد.

در معیار GMLBP، هیستوگرام وزن دار گرادیان الگوی دودویی محلی تصویر<sup>۶</sup> به عنوان ویژگی مدنظر استفاده شده است در معیار JETLBP، از دو ویژگی هیستوگرام وزن دار الگوی دودویی محلی تصویر به عنوان ویژگی ساختاری تصویر و نیز مولفه‌های رنگی و روشنایی<sup>۷</sup> به عنوان ویژگی روشنایی تصویر به صورت جداگانه به معیار ارائه شد.

این ویژگی‌ها به معیار داده می‌شود تا براساس پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی ترکیب شوند. در جدول ۱ ویژگی‌ها و ابعاد آن‌ها نشان داده شده است.

جدول ۱- ویژگی‌های استخراج شده در چارچوب پیشنهادی

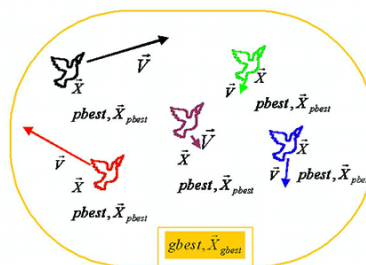
۳۶	BRISQUE
۴۰	GMLOG
۳۰	NRSL-LBP
۳۰	NRSL-LUMINANCE
۵۰	GLBP
۲۵۰	JETLBP-LBP
۲۰	JETLBP-COLOR

شبه کد زیر نمایش دهنده الگوریتم مورد استفاده است:

۱. تعریف ذرات (به تعداد دلخواه)
۲. تعیین موقعیت و سرعت اولیه ذرات
۳. در یک حلقه از یک تا صد پیش برو
۴. در یک حلقه به تعداد ذرات تعریف شده پیش برو
۵. محاسبه موقعیت و سرعت ذره براساس هوش جمعی
۶. استخراج بردار ویژگی‌ها براساس موقعیت ذره

پرنندگان جهت یافتن غذا در فضای موردبررسی شکل گرفته است. گروهی از پرنندگان به صورت تصادفی در فضا به دنبال غذا هستند و بعد از یافتن بهترین مکان برای غذا همگی فرود می‌آیند. این پرنندگان امکان به اشتراک‌گذاری تجربیات خود را دارند. با استفاده از این آگاهی، هر یک از اعضای تیم، تجربه دانش شخصی و جمعی خود را به‌روز می‌کند. و در نهایت براساس دانش جمعی حرکت به سمت پرنده ای که بهترین اطلاعات را دارد، صورت می‌پذیرد. هراصل که به آن یک ذره گفته می‌شود، یک مقدار شایستگی دارد که توسط یک تابع شایستگی محاسبه می‌شود.

هر چه ذره در فضای جستجو به هدف - غذا در مدل حرکت پرنندگان- نزدیکتر باشد، شایستگی بیشتری دارد. همچنین هر ذره دارای یک سرعت است که هدایت حرکت ذره را بر عهده دارد. هر ذره با دنبال کردن ذرات بهینه در حالت فعلی، به حرکت خود در فضای مساله ادامه می‌دهد.



شکل ۱- الگوریتم بهینه‌سازی ذرات [۱۷]

## ۲-۱ استخراج ویژگی

همانطور که قبلاً هم اشاره شد، انتخاب ویژگی مناسب در سنجش کیفیت تصاویر بسیار بااهمیت است، این ویژگی‌ها باید نسبت به انواع تخریب‌ها حساس بوده و با اعمال هرگونه تغییر روی تصویر تغییر نکنند. طبق بررسی‌هایی که انجام دادیم، تخریب‌هایی مانند تاری و فشرده‌سازی سبب تغییر در ویژگی‌های ساختاری مانند لبه‌ها و بافت تصویر می‌شوند. تخریب نویز باعث افزایش انرژی و مولفه‌های فرکانس بالا می‌شود. بنابراین یافتن مجموعه‌ای جامع از ویژگی‌ها حائز اهمیت است.

در این چارچوب، ویژگی‌های تصاویر را استخراج نموده و سپس با استفاده از الگوریتم بهینه سازی ذرات ترکیب‌های متفاوت آن‌ها را به دست می‌آوریم. این چارچوب عمومی بوده و با افزودن ویژگی‌های دیگر، قابل گسترش است. براساس پژوهش‌هایی که انجام دادیم، معیارهای BRISQUE [۱۳] و GMLOG [۲۲] که معیارهای ارزیابی کیفیت تصویر تک تخریبه هستند و NRSL [۲۳] و GMLBP [۲۴] و JET\_LBP [۲۵] به عنوان معیارهای چندتخریبه، انتخاب شدند و در مجموع هفت ویژگی نهایی به شرح زیر حاصل شد.

<sup>1</sup> natural scene statistic-based distortion-generic

<sup>2</sup> Gradient Magnitude (GM)

<sup>3</sup> Laplacian of Gaussian (LOG)

<sup>4</sup> Histogram of distribution of normalized local binary pattern (LBP)

<sup>5</sup> Histogram of distribution of normalized luminance magnitudes

<sup>6</sup> Gradient weighted histogram of local binary pattern (LBP)

<sup>7</sup> Color Gaussian jet of the image

## ۲-۲ جزئیات شبیه سازی

در مرحله اول برای انتخاب ویژگی های مورد استفاده ، از الگوریتم ازدحام ذرات استفاد می کنیم. ایده اصلی این الگوریتم، بهره برداری از رفتارهای انبوه از طریق مدلی است که در آن هر فرد (ذره) تحت تأثیر تجربه خود و تجربه گروهی رفتار میکند، تا به هدف نهایی برسد. به تعداد کافی ذره با سرعت و موقعیت اولیه و تصادفی تعریف می شود. هرچه ذرات بیشتر باشند، دقت الگوریتم بیشتر و سرعت آن کمتر می شود، در این پژوهش این مقدار برابر ۱۵ ذره نظر گرفته شد. به ازای هر ذره، موقعیت ذره را براساس بهترین موقعیتی که تا کنون خود ذره یا ذرات دیگر (هوش جمعی) به آن رسیدند، به دست می آوریم. موقعیت هر ذره به صورت یک آرایه  $n$  بعدی است که هر بعد آن یکی از ویژگی های استخراج شده است. صفر بودن مقدار عنصر  $i$  ام آرایه به معنی عدم استفاده از ویژگی  $i$  ام در الگوریتم می باشد. در هر تکرار برای هر ذره بهترین موقعیت محلی و بهترین موقعیت عمومی براساس تابع برازش یا تابع هدف<sup>۱</sup> تعیین می گردد. این تابع میزان خوب یا بد بودن موقعیت ذره را ارزیابی می کند، در این پژوهش ضریب همبستگی اسپیرمن به عنوان تابع برازش در نظر گرفتیم. جهت انتخاب این مورد ، تابع شایستگی را برابر تک تک ضرایب همبستگی قرار دادیم و طبق نتایج حاصله، ترکیب حاصل از معیارها در حالتی که تابع شایستگی برابر با اسپیرمن است، بهترین نتیجه را دارد.

براساس فرمول زیر ، موقعیت هر ذره به روز رسانی می شود.[17]

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + r_1 \alpha (LP_i - X_i^k) + r_2 \beta (GP_i - X_i^k), \quad (1)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1}, \quad (2)$$

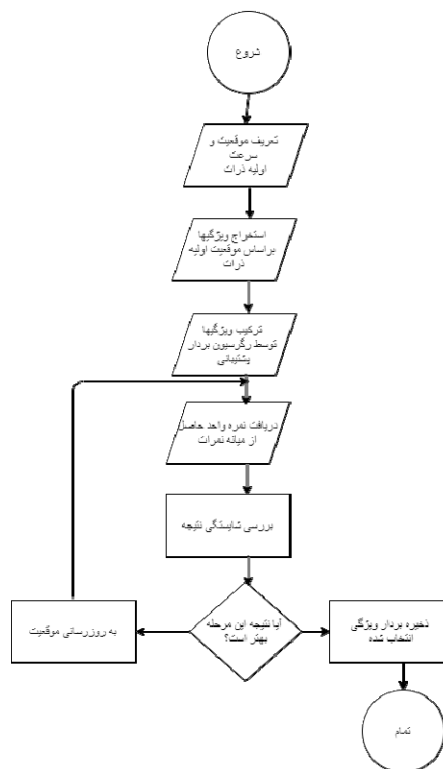
مقدار  $i$  از یک تا تعداد ذرات تغییر میکند. LP بهترین موقعیت محلی و GP بهترین موقعیت عمومی است. دو پارامتر  $\alpha$  و  $\beta$  پارامترهای شناختی و اجتماعی بوده که در این پژوهش به صورت تجربی به ترتیب برابر با 1.5 و ۲.۵ هستند، و  $(r_1, r_2)$  دو عدد تصادفی بین ۰ تا ۱ هستند که به طور یکنواخت توزیع شده اند.

تصمیم نهایی جهت انتخاب ویژگی مورد نظر در ترکیب بهینه، توسط فرمول زیر به دست می آید.

$$V_{ri}^{k+1} = \frac{1}{1 + e^{-V^{k+1}}}, \quad (3)$$

$$X_i^{k+1} = \begin{cases} 1, & \text{if } r < V_{ri}^{k+1} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

۷. در یک حلقه ۱۰۰۰ تایی تصاویر موجود در مجموعه داده و نیز نمرات داده شده به آنها توسط افراد (DMOS) به دو بخش آموزش (۸۰%) و آزمون (۲۰%) تقسیم میشود.
۸. ارسال ۸۰% تصاویر و نمرات به بردار رگرسیون پشتیبانی جهت آموزش به مدل  
 $MODEL=SVM\_TRAIN(TRIAN, TRAIN\_DMOS)$
۹. محاسبه نمرات توسط مدل آموزش دیده شده و نمرات ۲۰ درصد تصاویر مربوط به آزمون  
 $PRED\_MOS=SVM\_PREDICT(MODEL,TEST\_DMOS)$
۱۰. محاسبه آرایه ای از نتایج براساس ضرایب همبستگی  
 $RESULTS \leftarrow CORR(TRAIN\_DMOS, TEST\_DMOS)$
۱۱. پایان حلقه مربوط به آموزش
۱۲. به دست آوردن میانه نتایج  
 $RESULTS \leftarrow MEDIAN(RESULTS)$
۱۳. اگر نتیجه به دست آمده، از بهترین نتیجه قبلی بهتر بود، جایگزین شود.
۱۴. پایان حلقه ذرات (مرحله ۵)
۱۵. به دست آوردن بهترین نتیجه از نتایج موجود
۱۶. پایان حلقه ۱۰۰ تایی (مرحله ۴)
۱۷. ایجاد نمودار مربوط به نتایج حاصله  
 فلوجارت معیار پیشنهادی در شکل ۲ موجود است.



شکل ۲- فلوجارت چارچوب پیشنهادی

<sup>1</sup>Objective Function



متغیرها اندازه‌گیری می‌کنند. به‌طور کلی ضرایب همبستگی بین ۱- تا ۱ تغییر می‌کنند. چندین ضریب همبستگی که بیشتر استفاده می‌شوند، در ادامه موجود است:

ضریب همبستگی خطی پیرسون<sup>۵</sup>: این ضریب جهت تعیین میزان رابطه دو متغیر نسبی فاصله ای (عدد پذیر) استفاده می‌شود. مانند دیگر ضرایب مقدار بین ۰ تا ۱ می‌گیرد و صفر بودن رابطه به معنای نبود رابطه خطی بین دو متغیر خواهد بود.

بعضی ضرایب به صورت رتبه‌ای، رابطه‌ی بین متغیرها را به دست می‌آورند. مانند ضریب همبستگی اسپیرمن<sup>۶</sup> و کندال<sup>۷</sup>. این ضرایب، میزان همبستگی رابطه‌ای میان دو متغیر ترتیبی را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر متناظر ضریب همبستگی پیرسون می‌باشد. با این تفاوت که در ضریب همبستگی اسپیرمن، روابط غیرخطی بررسی می‌شود، در حالی که ضریب همبستگی پیرسون به منظور بررسی یک رابطه‌ی خطی به کار برده می‌شود.

ضریب همبستگی کندال که با نماد  $w$  نشان داده می‌شود، مقدار همبستگی رتبه ای میان دو متغیر فاصله ای را تعیین می‌کند. از این ضریب جهت تعیین هماهنگی و موافقت بین چندین دسته استفاده می‌شود.

خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، یک معیار خطای بسیار پرکاربرد برای اندازه‌گیری دقت است. این شاخص، ابتدا اختلاف تک تک مقادیر مشاهده شده را با مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله مدل (مثلا در تحلیل رگرسیون) محاسبه نموده و به توان دو می‌رساند. از این اختلافات میانگین گرفته و در نهایت جذر عدد میانگین را ارائه می‌دهد. هرچه مدل بهتر بر داده‌ها منطبق باشد مقدار این شاخص کمتر و نتایج دقیق‌تر هستند.

### ۲-۳ مجموعه داده‌های ارزیابی کیفیت

جهت سازگاری و قابل مقایسه بودن نتایج حاصل از معیارها، می‌توان از تصاویر موجود در مجموعه داده‌هایی که به صورت عمومی موجود هستند، استفاده کرد. مجموعه داده‌های موجود را می‌توان به چند روش مختلف تقسیم‌بندی کرد. به عنوان مثال می‌توان تصاویر را براساس تعداد تخریب‌های اعمال شده بر روی تصاویرشان، به دو دسته تک‌تخریبه و چندتخریبه تقسیم کرد. MLIVE [۲۷] و MDID [۲۸] دارای تصاویر با تخریب‌های چندگانه هستند. مجموعه داده‌هایی همچون TID2013 [۲۹] با ۳۰۰۰ تصویر تخریب‌شده و ۲۴ نوع تخریب، دارای تصاویر با تخریب‌های یگانه و چندگانه هستند که معمولاً جز گروه چندتخریبه شناخته می‌شوند.

تصاویر موجود در مجموعه داده‌ها، ممکن است طبیعی و یا مصنوعی باشند. بعضی معیارها تنها ویژگی‌های آماری تصاویر

جهت ادغام ویژگی‌های به دست‌آمده، از رگرسیون بردار پشتیبانی استفاده کردیم. تا نگاهی از ویژگی‌های آموزش داده شده، به نمره نهایی داشته باشیم. دلیل استفاده از رگرسیون بردار پشتیبانی، جلوگیری از مشکل بیش‌برازش و نیز کارایی در ابعاد بالا بود. [33]. ویژگی‌های انتخابی را در بردار ویژگی بکتایی ریخته و از آن برای آموزش به مدل و نیز اجرای آزمون استفاده می‌کنیم. مرحله تقسیم‌بندی تصاویر به همراه نمرات حاصله از افراد در حلقه‌ای به تعداد دلخواه اجرا می‌شود. در هر دور از ۸۰ درصد تصاویر برای آموزش و از ۲۰ درصد جهت آزمون استفاده شد. در نهایت میانه نتایج که همان ضریب همبستگی (تابع شایستگی<sup>۱</sup>) می‌باشند، حاصل می‌شود. اگر مقدار به دست‌آمده از مقادیر عمومی و محلی بعدی بهتر باشند، با آن‌ها جایگزین می‌شود. در نتیجه نمره نهایی و نیز ویژگی‌های دخیل در الگوریتم به عنوان خروجی الگوریتم حاصل می‌شوند.

## ۳ نتایج تجربی

### ۱-۳ سنجش معیارها

هدف نهایی در ارزیابی کیفیت تصویر به دست آوردن یک عدد در محدوده معین، به عنوان نمره کیفیت تصویر است. نظرات توصیفی افراد منبع قابل اعتمادی نیستند، زیرا معمولاً افراد تمایل دارند، به ازای هر صحنه و حتی نوع تخریب نمره مجزایی به تصاویر بدهند. بنابراین به جای استفاده مستقیم از نظرات توصیفی، از معیارهایی همچون میانگین نظرات افراد<sup>۲</sup> و تفاوت میانگین نظرات افراد<sup>۳</sup> استفاده می‌شود. تصاویر به کاربران متفاوت نمایش داده می‌شود و کیفیت تصاویر از آن‌ها پرسیده می‌شود. میانگین نظرات افراد به عنوان نتیجه نهایی حاصل می‌شود.

تولیدکنندگان هر مجموعه داده، به ازای هر تصویر، نمرات نرمال شده آن را نیز در اختیار افراد قرار می‌دهند تا یک منبع منسجم برای همه افراد وجود داشته باشد. در مجموعه داده‌هایی همچون CID2013 [۲۶] تنها نمرات خامی<sup>۴</sup> که افراد به تصاویر داده اند، ذخیره می‌شود. مزیت این روش این است تحلیل بیشتری روی نظرات کاربران برای پژوهشگران میسر خواهد بود. به عنوان مثال پیش‌زمینه افراد مانند سن، جنسیت، سطح تحصیلات و... روی نمره‌ای که تصویر داده‌اند، بسیار تاثیرگذار هستند.

از تفاوت نمرات نرمال شده هر تصویر و نمره ای که معیار به تصویر می‌دهد، می‌توان دقت معیار پیشنهاد شده را مشخص کرد. به‌طور کلی شدت وابستگی دو متغیر به یکدیگر را همبستگی گویند. ممکن است علاوه بر شدت همبستگی جهت همبستگی نیز مورد نیاز پژوهشگر باشد. انواع ضرایب همبستگی وجود دارند. هر کدام همبستگی بین دو متغیر را با توجه به نوع داده‌ها و شرایط

<sup>1</sup> Fitness Function

<sup>2</sup> Mean Opinion Scores (MOS)

<sup>3</sup> DIFFERENCE MEAN OPINION SCORES(dmos)

<sup>4</sup> Raw Data

<sup>5</sup> Pearson linear correlation coefficient (PLCC)

<sup>6</sup> Spearman rank order correlation coefficient (SRCC)

<sup>7</sup> Kendall

جدول ۲- مجموعه داده‌های ارزیابی کیفیت

نمرات کاربران	فرمت	نوع ارزیابی	نوع تخریب	سطوح تخریب	تخریب چندگانه	تخریب یگانه	تصاویر تخریب شده	تصاویر مراجع طبیعی	تصاویر مرجع	سال	مجموعه داده
DMOS	BMP	ACR/ss-hr	مصنوعی	5to9	0	5	779	0	29	2006	LIVE
RAW	BMP	ACR/SS	مصنوعی	6		2	196	0	14	2008	MICT
MOS+δ	BMP	PC	مصنوعی	4	0	17	1700	1	24	2009	TID2008
DMOS+δ	PNG	CUSTOM	مصنوعی	5-4	0	6	866	0	30	2009	CSIQ
RAW	JPEG	ACR/SS	طبیعی	?	?	?	585	0	?	2011	BID
DMOS	BMP		مصنوعی	4	2	0	450	0	15	2012	MLIVE
MOS+δ	BMP	PC	مصنوعی	5	3	21	3000	0	25	2013	TID2013
RAW	JPG	ACR-DR	طبیعی	14-12	?	?	480	0	?	2013	CID2013
MOS	PNG		مصنوعی		1	0	324	0	12	2013	MDID2013
DMOS+δ	BMP	ACR/HR	مصنوعی	16	3	0	405	0	15	2015	MDIQ
MOS	BMP	PCR	مصنوعی	4	1	0	1600	0	20	2016	MDID2016
	BMP	D-test,L-test,p-test	مصنوعی	5	0	4	200000	0	4744	2017	WATERLOO

تخریب‌ها نیز می‌توانند به صورت مصنوعی و دستی با سطح مشخص روی تصویر اعمال شود، اما مجموعه داده‌هایی مانند CSIQ [۱۱] و BID [۳۱] جز مجموعه داده‌هایی هستند که شامل تصاویر تخریب شده به صورت طبیعی هستند، بنابراین نوع و سطح تخریب‌ها روی تصاویر به صورت تصادفی اعمال شده است. ارزیابی کاربران در یک محیط با شرایط کنترل شده انجام می‌شود. در حالت مرجع پویا<sup>۴</sup> (ACR-DR) یک سری تصاویر به عنوان مرجع به کاربران نمایش داده می‌شوند. علاوه بر این برای جمع آوری نمرات میانگین نظرات برای هر تصویر کاربر با استفاده از چهار ویژگی برجستگی، نور، اشباع‌شدگی رنگ، غلظت<sup>۵</sup> تصویر را ارزیابی می‌کنند.

#### ۴ نتایج

جدول ۳، ترکیب بهینه ویژگی‌ها را به ازای مجموعه داده‌ها و توابع شایستگی (ضرایب همبستگی) مختلف نمایش می‌دهد. این ترکیب‌ها براساس الگوریتم ازدحام ذرات به دست آمده است. تعداد ذرات برابر ۱۵ در نظر گرفته شد. به ازای هر ذره، موقعیت ذره را براساس بهترین موقعیتی که تا کنون خود ذره یا ذرات دیگر (هوش جمعی) به آن رسیدند، به دست می‌آوریم. موقعیت هر ذره به صورت یک آرایه ۷ بعدی است که هر بعد آن یکی از ویژگی‌های استخراج شده است. صفر بودن مقدار عنصر  $i$  ام آرایه به معنی عدم استفاده از ویژگی  $i$  ام در الگوریتم می‌باشد. در هر تکرار برای هر ذره بهترین موقعیت محلی و بهترین موقعیت عمومی براساس تابع

طبیعی<sup>۱</sup> را مدنظر قرار داده و تاثیر تخریب‌ها روی این تصاویر را براساس میزان تغییرات نسبت به حالت پیش فرض، اندازه‌گیری می‌کنند. مجموعه داده، TID2008 [۳۰] دارای یک تصویر کامپیوتری بوده ولی باقی تصاویر آن طبیعی هستند.

مجموعه داده‌ها را از لحاظ ارزیابی توسط کاربران، نیز می‌توان تقسیم‌بندی کرد. دسته اول ارزیابی تصویر تک محرکه<sup>۲</sup> می‌باشد. در این روش همه تصاویر تخریب شده و مرجع به صورت تصادفی در مدت زمان کوتاه (حدوداً ۳ ثانیه) و مشخص به کاربران نمایش داده می‌شوند، سپس نظر آن‌ها را در مورد تصویر ذخیره می‌کنند. این نظرات، به صورت نسبی و توصیفی (عالی، خوب، متوسط، ضعیف، بد) هستند. نظرات بعداً طی عملیاتی تبدیل به اعدادی شده و همراه با تصاویر در مجموعه داده قرار می‌گیرند. ارزیابی دوم محرکه<sup>۳</sup> بسیار مشابه حالت تک محرکه است، با این تفاوت که در حالت دو محرکه تصویر مرجع و یک تصویر آزمایشی به صورت تصادفی پشت سرهم برای ۳ ثانیه نمایش داده می‌شوند، سپس در صفحه نمایشگر رای‌دهی به ازای هر جفت تصویر از کاربران نظراتشان را دریافت کرده و باقی مراحل مانند روش تک محرکه است. در روش دیگر یک جفت تصویر از یک منظره به کاربران نشان می‌دهند و از آن‌ها می‌خواهند در مدت زمان دلخواه تصویر با کیفیت بالاتر را مشخص کنند. این کار دقت بالاتری دارد اما تکرارهای بیشتری جهت مقایسه همه جفت‌های ممکن لازم است.

<sup>1</sup> Natural scene statistics

<sup>2</sup> Single stimulus

<sup>3</sup> Double stimulus

<sup>4</sup> Dynamic reference

<sup>5</sup> graininess

۱	۱	۱	۱	GMLOG	
۱	۰	۱	۱	NRSL-LBP	
۰	۱	۱	۰	NRSL-LM	
۱	۱	۱	۱	GLBP	
۱	۱	۱	۱	JETLBP-LBP	
۱	۰	۱	۰	JETLBP-COLOR	
۱	۱	۱	۱	BRISQUE	MDIVL
۱	۱	۱	۱	GMLOG	
۱	۱	۱	۱	NRSL-LBP	
۱	۱	۱	۱	NRSL-LM	
۱	۱	۱	۱	GLBP	
۰	۰	۰	۰	JETLBP-LBP	
۱	۱	۱	۰	JETLBP-COLOR	
۱	1	0	0	BRISQUE	TID2013
۱	1	0	1	GMLOG	
۱	1	0	0	NRSL-LBP	
۱	1	1	1	NRSL-LM	
۰	1	0	1	GLBP	
۰	0	0	0	JETLBP-LBP	
۱	1	1	1	JETLBP-COLOR	

جدول ۳، می‌تواند راهنمایی برای ادامه راه ارزیابی کیفیت تصویر باشد، زیرا همانطور که قبلاً بیان شد، انتخاب ویژگی مناسب به ازای هر تخریب بسیار حائز اهمیت است. به عنوان مثال در تصاویر شامل نویز، بررسی ویژگی روشنایی می‌تواند موثر باشد. در تصاویر تار و فشرده نیز بررسی بافت و لبه تصویر بسیار مناسب است.

در مجموعه داده MLIVE که دارای تصاویر با تخریب‌های تار- فشرده‌گی و تار- نویز می‌باشد، ویژگی‌های دو معیار چند تخریبه GLBP و JETLBP به خوبی عمل کرده‌اند. زیرا الگوی

برازش یا تابع هدف<sup>۱</sup> تعیین می‌گردد. بهترین موقعیت عمومی در نهایت در جدول ۳ گزارش شده است.

در این پژوهش تابع شایستگی به صورت جداگانه برابر ضرایب همبستگی مختلف مانند اسپیرمن، پیرسون و کندال در نظر گرفته شد. همینطور به دلیل ارتباط معکوس بین دو ضریب اسپیرمن و مجموع جذر مربعات خطا و نیز موثر بودن آن را در ارزیابی، از تقسیم این دو مورد نیز استفاده کردیم. براساس نتایج حاصل از اجرای الگوریتم به ازای ترکیب‌های ارائه شده، ضریب همبستگی اسپیرمن را به عنوان تابع برازش کلی در پژوهش در نظر گرفتیم، زیرا نتایج قابل قبولی روی مجموعه داده‌های متفاوت داشت. بنابراین ترکیب حاصل از در نظر گرفتن ضریب اسپیرمن به عنوان تابع شایستگی را به عنوان ترکیب بهینه نهایی به ازای مجموعه داده‌های ذکر شده، استفاده کردیم.

جدول ۳- ترکیب بهینه به ازای مجموعه داده‌های چندتخریبه

Spear/R MSE	KENDALL	PEARSON	SPEARMAN		
۰	۱	۱	۰	BRISQUE	MLIVE
۰	۰	۱	۱	GMLOG	
۰	۱	۱	۱	NRSL-LBP	
۱	۱	۱	۰	NRSL-LM	
۱	۱	۱	۱	GLBP	
۱	۱	۱	۱	JETLBP-LBP	
۱	۱	۱	۱	JETLBP_COLOR	
۱	۰	۱	۱	BRISQUE	MDID2013
۱	۱	۱	۰	GMLOG	
۱	۱	۰	۱	NRSL_LBP	
۱	۱	۰	۰	NRSL_LM	
۱	۱	۱	۱	GLBP	
۱	۱	۱	۱	JETLBP-LBP	
۱	۱	۱	۰	JETLBP_COLOR	MDID2016
0	۱	۰	۰	BRISQUE	

<sup>۱</sup>Objective Function



چرخش آن استفاده شده است که با تغییر جهت تصویر تغییر نخواهد کرد. به دلیل اهمیت بعضی از ویژگی‌ها، در بسیاری از معیارها استفاده شده‌اند،

دودویی محلی استفاده شده، در هر دو معیار به صورت دقیق ساختار و بافت تصویر را به دست می‌آورد که به تاری و فشرده‌گی حساس می‌باشد. الگوی دودویی محلی، به دلیل سادگی در پیاده‌سازی و استخراج ویژگی‌های بافت با دقت طبقه بندی بالا مورد توجه قرار گرفته است. در این معیارها از حالت مستقل از

جدول ۴- ضرایب همبستگی حاصل از اجرای الگوریتم روی مجموعه داده های چند تخریب

RMSE	KENDALL	PEARSON	SPEARMAN		
6.452	0.942	۰,۷۴۱	۰,۹۰۲	BRISQUE	MLIVE
6.280	0.942	۰,۷۴۰	۰,۹۰۴	GMLOG	
6.458	0.940	0.751	۰,۹۰۷	NRSL	
6.200	0.944	0.759	۰,۹۱۷	GLBP	
5.013	0.962	0.804	۰,۹۴۵	JETLBP	
5.936	0.949	0.787	۰,۹۳۴	روش پیشنهادی	
۰,۰۲۴	۰,۶۶۰	۰,۸۶۹	۰,۸۵۴	BRISQUE	MDID013
۰,۰۲۷	۰,۶۱۷	۰,۸۱۹	۰,۸۰۸	GMLOG	
۰,۰۲۰	۰,۷۱۳	۰,۹۰۷	۰,۸۸۹	NRSL	
۰,۰۱۹	۰,۷۲۱	۰,۹۱۲	۰,۸۹۴	GLBP	
۰,۰۲۰	۰,۷۲۰	۰,۹۰۹	۰,۸۹۵	JETLBP	
۰,۰۱۹	۰,۷۳۲	۰,۹۲۳	۰,۹۴۹	روش پیشنهادی	
۱,۳۴۳	۰,۵۶۴	۰,۷۹۲	۰,۷۷۱	BRISQUE	MDID2016
۱,۳۷۳	۰,۵۶۱	۰,۷۷۸	۰,۷۶۲	GMLOG	
۰,۱۴۰	۰,۶۵۳	۰,۸۵۷	۰,۸۵۱	NRSL	
۱,۰۴۸	۰,۶۸۴	۰,۸۷۹	۰,۸۷۴	GLBP	
۱,۱۸۵	۰,۶۳۶	۰,۸۴۳	۰,۸۳۷	JETLBP	
۱,۰۰۳	۰,۶۹۸	۰,۸۹۶	۰,۹۱۵	روش پیشنهادی	
۹,۷۱۴	۰,۷۲۰	۰,۹۱۴	۰,۸۹۹	BRISQUE	MDIVL
۱۰,۵۶	۰,۷۰۸	۰,۸۹۲	۰,۸۹۳	GMLOG	
۸,۰۰۹	۰,۷۰۸	۰,۹۴۰	۰,۹۳۶	NRSL	
۱۰,۹۷	۰,۷۰۸	۰,۸۶۶	۰,۸۹۹	GLBP	
۹,۵۱	۰,۷۳۴	۰,۹۱۱	۰,۹۰۸	JETLBP	
۸,۱۸	۰,۷۷۲	۰,۹۴۱	0.936	روش پیشنهادی	
۰,۹۵۷	۰,۶۳۳	۰,۳۹۹	۰,۵۵۱	BRISQUE	TID2013
۰,۸۸۴	۰,۷۰۷	۰,۴۶۲	۰,۶۳۵	GMLOG	
۰,۸۴۷	۰,۷۲۹	۰,۴۶۶	۰,۶۳۷	NRSL	
۰,۹۴۷	۰,۶۴۵	۰,۳۶۲	۰,۵۰۵	GLBP	
۰,۹۶۶	۰,۶۲۷	۰,۴۰۱	۰,۵۵۹		
0/8037	0.5062	0.7483	0.723	روش پیشنهادی	

و ۸ موجود است. در تصاویر تحت تاثیر تخریب‌های نویز-فشرده‌گی، معیار JETLBP به صورت جزئی موفق‌تر از معیار پیشنهادی عمل کرده است، که نشانگر این موضوع است که بافت تصاویر در فشرده شدن تصاویر بسیار تغییر میکند و با بررسی ویژگی‌های ساختاری تصویر، به راحتی می‌توان میزان تخریب و کیفیت تصویر را بدست آورد.

جدول ۷- ضرایب همبستگی روی تصاویر با تخریب -BLUR  
مجموعه داده MDIVL JPEG

RMSE	KENDALL	PEARSON	SPEARMAN	
۱۰,۰۳۹	۰,۹۰۸	۰,۶۵۷	۰,۸۴۲	BRISQUE
۹,۸۹۵	۹۱۹	۰,۷۲۵	۰,۸۹۰	GMLOG
۹,۶۰۳	۰,۹۲۸	۰,۷۴۹	۰,۹۱۰	NRSL
۸,۸۸۲	۰,۹۳۴	۰,۷۷۲	۰,۹۲۲	GLBP
۸,۵۳۵	۰,۹۳۵	۰,۷۶۱	۰,۹۱۵	JETLBP
<b>۷,۲۰۷</b>	<b>۰,۹۵۹</b>	<b>۰,۸۰۰</b>	<b>۰,۹۴۱</b>	روش پیشنهادی

جدول ۸- ضرایب همبستگی روی تصاویر با تخریب JPEG- NOISE  
مجموعه داده MDIVL

RMS E	KENDAL L	PEARSON N	SPEARMA N	
6.911	0.926	0.730	0.899	BRISQUE
10.51	0.819	0.601	0.787	GMLOG
7.601	0.903	0.698	0.877	NRSL
5.865	0.945	0.803	0.939	GLBP
<b>4.987</b>	<b>0.961</b>	<b>0.839</b>	<b>0.960</b>	JETLBP
5.169	0.958	0.818	0.952	روش پیشنهادی

جهت بررسی جامعیت معیار، معیار پیشنهادی را روی تصاویر مجموعه داده تک‌تخریبه LIVE نیز اعمال کردیم. در ابتدا با در نظر گرفتن ضرایب همبستگی متفاوت به عنوان تابع شایستگی، ترکیب‌های بهینه را یافتیم. طبق نتایج در مجموعه داده تک‌تخریبه LIVE، معیارهای چندتخریبه به خوبی عمل کرده‌اند و این نشانگر پیشرفت در زمینه استخراج ویژگی‌های کاربردی و موثرتر از تصاویر می‌باشد.

جدول ۹ - بهترین ترکیب معیارها به ازای هر ضریب همبستگی

روی تصاویر تخریب شده مجموعه داده LIVE

Pear/RMSE	KENDALL	PEARSON	SPEARMAN	
0	0	1	0	BRISQUE
1	1	0	1	GMLOG
1	1	1	0	NRSL-LBP
1	1	1	1	NRSL-LM
۰	0	0	0	GLBP
1	1	1	1	JETLBP-LBP
1	1	1	1	JETLBP,color

همانطور که از جدول 4 مشخص است، معیار پیشنهادی، روی مجموعه داده‌های چند تخریبه بسیار خوب عمل کرده است و توانسته با استفاده از بهترین ترکیب ویژگی‌ها، بهترین نتایج را داشته باشد. همچنین جهت تحلیل بهتر تاثیر هر ویژگی روی تخریب‌ها، به ازای هر مجموعه داده، ترکیب بهینه دست آمده را، برای تصاویر به تفکیک تخریب اعمال شده روی آن، اعمال کردیم. نتایج حاصل از اجرای چارچوب پیشنهادی روی تصاویر MLIVE به تفکیک تخریب‌های موجود در جداول ۵ و ۶ نمایش داده شده است.

جدول ۵- ضرایب همبستگی روی تصاویر با تخریب -BLUR  
مجموعه داده MLIVE JPEG

RMSE	KENDALL	PEARSON	SPEARMAN	
6.452	0.942	۰,۷۴۱	۰,۹۰۲	BRISQUE
6.280	0.942	۰,۷۴۰	۰,۹۰۴	GMLOG
6.458	0.940	0.751	۰,۹۰۷	NRSL
6.200	0.944	0.759	۰,۹۱۷	GlbP
<b>5.013</b>	<b>0.962</b>	<b>0.804</b>	<b>۰,۹۴۵</b>	JETLBP
5.936	0.949	0.787	۰,۹۳۴	روش پیشنهادی

جدول ۶- ضرایب همبستگی روی تصاویر با تخریب -BLUR  
مجموعه داده NOISE MLIVE

RMSE	KENDALL	PEARSON	SPEARMAN	
6.911	0.926	0.730	0.899	BRISQUE
10.51	0.819	0.601	0.787	GMLOG
7.601	0.903	0.698	0.877	NRSL
5.865	0.945	0.803	0.939	GLBP
<b>4.987</b>	<b>0.961</b>	<b>0.839</b>	<b>0.960</b>	JETLBP
5.169	0.958	0.818	0.952	روش پیشنهادی

معیار JETLBP روی تصاویر MLIVE به صورت جداگانه بهتر عمل کرده است. پس ویژگی رنگ و الگوی دودویی محلی مشتقات گوسی تصویر، میزان تخریب‌های تاری-فشرده‌گی و تاری-نویز را به خوبی تخمین می‌زند. همینطور مشخص است که چالش‌های موجود برای تخمین تخریب تاری-فشرده‌گی بیشتر از تاری-نویز است. از آنجایی معیار JETLBP برخلاف باقی معیارهای استفاده شده در این پژوهش، مولفه‌های رنگی را مورد بررسی قرار می‌دهد، این می‌تواند دلیل برتری این معیار نسبت به باقی معیارها روی تصاویر باشد.

در مجموعه داده MD-IVL نیز دو دسته تصاویر موجود است. دسته اول تصاویر با تخریب‌های تاری-فشرده‌گی و دسته دوم تصاویر با تخریب‌های نویز-فشرده‌گی. معیار پیشنهادی روی این مجموعه داده نتایج موفقیت‌آمیزی داشته است؛ این معیار را به صورت جداگانه روی تصاویر اعمال کردیم. نتایج آن در جداول ۷

است. این معیار دارای ویژگی‌های هیستوگرام روشنایی تصویر و هیستوگرام الگوی دودویی تصویر نرمال شده می‌باشد. ویژگی هیستوگرام الگوی دودویی محلی آن، در کیفیت‌سنجی تصویر، تاثیر بیشتری دارد. می‌توان چنین برداشت کرد که جهت کیفیت‌سنجی تصاویر تخریب‌شده با JPEG2000 ویژگی‌های ساختاری همچون بافت نقش اساسی دارند.

در تصاویر فشرده شده با JPEG که تار و بلوکی هستند، معیار GMLOG در مقام دوم بعد از معیار پیشنهادی قرار گرفته است. این معیار مشتق اول و دوم تصویر را به عنوان ویژگی‌های ساختاری استخراج نموده و از ترکیب این دو ویژگی، تصاویر را بررسی می‌کند. در واقع می‌توان چنین نتیجه گرفت تصاویر تار را می‌توان از بررسی لبه‌ها و جزئیات ساختاری تصویر، به خوبی کیفیت‌سنجی کرد. نتایج بدست آمده روی تک‌تک تخریب‌ها نیز در جدول ۱۱ موجود است.

در تصاویر تخریب شده با نویز سفید، معیار BRISQUE، نتایج قابل قبولی داشت. این معیار از مولفه روشنایی نرمال شده تصویر استفاده می‌کند. تخریب نویز سفید، سیگنالی تصادفی است که پیکسل‌های تصویر را به صورت تصادفی تغییر می‌دهد. توسط بررسی روشنایی تصویر می‌توان تغییرات ناگهانی ایجاد شده توسط نویز را، بررسی کرده و کیفیت نهایی را با دقت بالاتری به دست آورد.

مولفه‌های ساختاری گرادیان و لاپلاس گاوسی که در معیار GMLOG استفاده شده‌اند، در بسیاری از نتایج استفاده می‌شود. ترکیب این دو ویژگی جهت استخراج ساختار تصویر بسیار پرکاربرد است. ترکیب فوق را بر روی تصاویر با تخریب‌های مجزای مجموعه داده LIVE اجرا کرده و نتیجه موجود در جدول ۱۰ حاصل شد که حاکی از موثر بودن ترکیب بر روی تک تک تخریب‌ها نیز می‌باشد.

جدول ۱۰- نتایج حاصل از اجرای چارچوب به ازای مجموعه داده LIVE

	RMSE	KENDALL	PEARSON	SPEARMAN	
9.03423	0.9430	0.7947	0.939		<b>BRISQUE</b>
8.41579	0.95098	0.8048	0.94665		<b>GMLOG</b>
8.1980	0.953	0.8125	0.9496		<b>NRSL</b>
10.329	0.9254	0.74806	0.9147		<b>GLBP</b>
10.525	0.9223	0.7436	0.9109		<b>JETLBP</b>
<b>8.0703</b>	<b>0.9566</b>	<b>0.8150</b>	<b>0.957</b>		روش پیشنهادی

همانطور که برای تصاویر مجموعه داده MLIVE بررسی شد، ترکیب بهینه به دست آمده برای مجموعه داده LIVE به صورت جداگانه روی تصاویر با تخریب‌های خاص بررسی شد که نتایج حاصل در جدول ۱۱ موجود است.

در مجموعه داده LIVE چارچوب پیشنهادی بهترین نتایج را داشت. این مجموعه داده شامل تخریب‌های زیر است: در تصاویر فشرده شده با JPEG2000، که شامل اثر حلقوی و تاری در تصویر می‌باشند، معیار NRSL بهترین نتایج را داشته

جدول ۱۱ نتایج حاصل از اجرای چارچوب به ازای مجموعه داده LIVE به تفکیک تخریب

RMSE	KENDALL	PEARSON	SPEARMAN		
9.0342	0.794	0.943	0.939	<b>BRISQUE</b>	<b>LIVE</b>
8.415	0.804	0.950	0.946	<b>GMLOG</b>	
8.198	0.812	0.953	0.949	<b>NRSL</b>	
10.239	0.748	0.925	0.914	<b>GLBP</b>	
10.525	0.743	0.922	0.910	<b>JETLBP</b>	
<b>8.070</b>	<b>0.815</b>	<b>0.956</b>	<b>0.957</b>	روش پیشنهادی	
۱۱,۳۴۳	۰,۶۹۴	۰,۸۹۰	۰,۸۷۴	<b>BRISQUE</b>	<b>Jp2k3</b>
۸,۴۸۶	۰,۷۶۵	۰,۹۴۱	۰,۹۲۶	<b>GMLOG</b>	
۷,۹۴۶	۰,۷۸۴	۰,۹۴۸	۰,۹۳۵	<b>NRSL</b>	
۹,۱۱۵	۰,۷۵۳	۰,۹۳۱	۰,۹۱۵	<b>GLBP</b>	
۸,۹۱۶	۰,۷۵۷	۰,۹۳۴	۰,۹۱۵	<b>JETLBP</b>	

۸,۵۴۴	۰,۷۶۸	۰,۹۴۱	۰,۹۲۸	روش پیشنهادی	
۸,۱۴۸	۰,۸۱۷	۰,۹۶۶	۰,۹۵۰	BRISQUE	JPEG
۵,۷۲۷	۰,۸۶۵	۰,۹۸۳	۰,۹۷۰	GMLOG	
۶,۶۸۳	۰,۸۴۸	۰,۹۷۷	۰,۹۶۴	NRSL	
۸,۱۸۳	۰,۸۱۳	۰,۹۶۵	۰,۹۴۹	GLBP	
۷,۹۵۷	۰,۸۲۳	۰,۹۶۷	۰,۹۵۴	JETLBP	
۶,۰۴۹	۰,۸۶۵	۰,۹۸۱	۰,۹۷۷	روش پیشنهادی	
۳,۷۷۹	۰,۹۰۸	۰,۹۹۰	۰,۹۸۳	BRISQUE	White NOISE
۸,۱۹۱	۰,۸۱۰	۰,۹۶۰	۰,۹۳۶	GMLOG	
۵,۱۷۶	۰,۸۶۲	۰,۹۸۲	۰,۹۶۸	NRSL	
۶,۰۰۱	۰,۸۵۲	۰,۹۷۶	۰,۹۶۴	GLBP	
۶,۲۵۴	۰,۸۳۹	۰,۹۷۴	۰,۹۵۸	JETLBP	
۴,۲۰۸	۰,۸۹۴	۰,۹۸۸	۰,۹۷۸	روش پیشنهادی	
۵,۲۵۰	۰,۸۱۶	۰,۹۵۶	۰,۹۴۵	BRISQUE	Guassian BLUR
۵,۳۴۵	۰,۸۱۱	۰,۹۵۵	۰,۹۴۳	GMLOG	
۵,۰۹۶	۰,۸۲۰	۰,۹۶۰	۰,۹۵۰	NRSL	
۵,۶۷۷	۰,۷۹۳	۰,۹۵۰	۰,۹۳۵	GLBP	
۵,۲۸۰	۰,۸۱۱	۰,۹۵۷	۰,۹۴۳	JETLBP	
4.891	0.825	0.961	0.950	روش پیشنهادی	
13.103	0.675	0.882	0.846	BRISQUE	Fast Fading
8.962	0.770	0.946	0.919	GMLOG	
11.750	0.678	0.906	0.853	NRSL	
11.317	0.710	0.912	0.880	GLBP	
11.370	0.710	0.913	0.878	JETLBP	
11.177	0.724	0.918	0.887	روش پیشنهادی	

تک‌تخریبه به خوبی عمل نکرده است. چارچوب پیشنهادی، نه تنها روی مجموعه داده‌های چندتخریبه از آن پیشی گرفته است، بلکه حتی روی مجموعه داده‌های تک‌تخریبه نیز به خوبی عمل کرده است. این نشانگر برتری چارچوب پیشنهادی می‌باشد. در حوزه ارزیابی کیفیت تصاویر پژوهش‌های فراوانی صورت گرفته است. سعی در بهتر کردن نتایج حتی به مقدار ناچیز می‌باشد. بهبود حاصل نسبت به معیارهای قبلی بسیار قابل توجه است. در ادامه راه می‌توان از ترکیب این ویژگی‌ها روی تصاویر، به تفکیک تخریب اعمالی روی آن‌ها، تاثیر هر ویژگی را در کیفیت‌سنجی هر تخریب بررسی کرد. با این روش توانست ویژگی‌های بهتری را به ازای هر تخریب استخراج کرد.

همانطور که مشاهده کردید، معیار پیشنهادی هم روی تک تک تخریب‌ها و هم به صورت جمعی، خوب عمل کرده است و نتایج بهینه داشته است. در مورد تصاویر تار نیز، معیار NRSL نتایج خوبی داشته است. این معیار همانطور که قبلاً نیز بررسی شد، با بررسی ساختار و بافت تصویر تاثیر خوبی روی تصاویر با تخریب تاری دارد. تصاویر با تخریب محوشدگی سریع، توسط GMLOG به خوبی کیفیت‌سنجی شده‌اند. این می‌تواند به اثر مثبت ویژگی‌های ساختاری مانند لبه در محوشدگی دانست.

طبق پژوهش‌های انجام شده و جدول ۲ الگوریتم JETLBP [۲۵] معیار عمومی چندتخریبه‌ای است که نتایج خوبی روی مجموعه داده‌های چندتخریبه دارد، اما روی مجموعه داده‌های

- measures," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, pp. 2446–2458, 2014.
- [3] K. Okarma, "Combined full-reference image quality metric linearly correlated with subjective assessment," in *International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*, 2010, pp. 539–546.
- [4] M. Liu and X. Yang, "A new image quality approach based on decision fusion," in *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, 2008. *FSKD'08. Fifth International Conference on*, 2008, pp. 10–14.
- [5] T. J. Liu, W. Lin, and C. C. J. Kuo, "Image Quality Assessment Using Multi-Method Fusion," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22, pp. 1793–1807, 2013.
- [6] V. V. Lukin, N. N. Ponomarenko, O. I. Ieremeiev, K. O. Egiazarian, and J. Astola, "Combining full-reference image visual quality metrics by neural network," in *Human Vision and Electronic Imaging XX*, 2015, p. 93940K.
- [7] N. Merzougui, "Multi-measures fusion based on multi-objective genetic programming for full-reference image quality assessment," *arXiv preprint arXiv:1801.06030*, 2017.
- [8] M. Oszust, "Full-Reference Image Quality Assessment with Linear Combination of Genetically Selected Quality Measures," *PLOS ONE*, vol. 11, p. e0158333, 2016.
- [9] M. Oszust, "Decision Fusion for Image Quality Assessment using an Optimization Approach," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, pp. 65–69, 2016.
- [10] O. I. Ieremeiev, V. V. Lukin, N. N. Ponomarenko, K. O. Egiazarian, and J. Astola, "Combined full-reference image visual quality metrics," *Electronic Imaging*, vol. 2016, pp. 1–10, 2016.
- [11] E. C. Larson and D. M. Chandler, "Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 19, p. 011006, 2010.
- [12] D. B. Eddine, H. Fella, and Z. A. Seghir, "A new no-reference image quality assessment based on SVR fusion," in *2014 5th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)*, 2014, pp. 1–6.
- [13] A. Mittal, A. K. Moorthy, and A. C. Bovik, "No-reference image quality assessment in the spatial domain," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, pp. 4695–4708, 2012.
- [14] A. K. Moorthy and A. C. Bovik, "A two-step framework for constructing blind image quality indices," *IEEE Signal processing letters*, vol. 17, pp. 513–516, 2010.
- [15] S. A. Golestaneh and D. M. Chandler, "No-reference quality assessment of JPEG images via a quality relevance map," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 21, pp. 155–158, 2014.
- [16] H. R. Sheikh, A. C. Bovik, and L. Cormack, "No-reference quality assessment using natural scene statistics:

مسئله قابل توجه در این پژوهش، ماهیت تصادفی در الگوریتم‌های بهینه‌سازی است. در هر دور تکرار، ممکن است ترکیب‌هایی ایجاد و بررسی شده اما ترکیب‌های بهینه‌ای موجود باشند، که در تکرارها ایجاد نشده باشند. این مورد با افزایش تعداد ذرات و افزایش تکرار تا حدی حل شده است. جهت اطمینان از نتایج به دست آمده، می‌توان از آزمون‌های آماری مانند آزمون T، استفاده کرد که میزان همخوانی میانگین برآورد شده با میانگین جامعه را می‌سنجد. همچنین می‌توان از آزمون ویلکاکسون<sup>۱</sup> استفاده کرد. ویلکاکسون، یک آزمون آماری ناپارامتری جهت مقایسه دو گروه وابسته است. در ادامه پژوهش، به بررسی چارچوب پیشنهادی با ویژگی‌های بیشتر و نیز با بررسی این آزمون‌ها می‌پردازیم

## نتیجه‌گیری:

طبق بررسی‌های انجام شده، با اینکه معیارهای فراوانی در زمینه ارزیابی کیفیت تصویر معرفی شده است، اما هنوز معیاری جامع برای ارزیابی همه تصاویر وجود ندارد. بنابراین در این پژوهش سعی شده از بررسی ترکیبی از ویژگی‌های تصاویر متنوع برای سنجش بی مرجع کیفیت تصاویر تک‌تخریب و چندتخریب استفاده شود.

برای انتخاب بهترین ترکیب ویژگی‌ها از بین ویژگی‌های مورد بررسی، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده شد، تا در یک روال تکراری، بهترین ترکیب به دست بیاید. طبق نتایج به دست آمده، به دلیل انتخاب ویژگی‌های جامع، چارچوب پیشنهادی روی تصاویر متفاوت نتایج قابل قبولی داشته است. در این پژوهش علاوه بر ارائه معیاری مناسب جهت ارزیابی بی کیفیت تصاویر با تخریب‌های چندگانه، بهترین ترکیب به ازای هر نوع تخریب را به دست آوردیم که نشانگر اثربخشی هر ویژگی در سنجش کیفیت تصاویر با تخریب یا تخریب‌های خاص است.

## مراجع

- [1] Z. Tang, Y. Zheng, K. Gu, K. Liao, W. Wang, and M. Yu, "Full-Reference Image Quality Assessment by Combining Features in Spatial and Frequency Domains," *IEEE Transactions on Broadcasting*, vol. 65, pp. 138–151, 2019.
- [2] A. Barri, A. Dooms, B. Jansen, and P. Schelkens, "A locally adaptive system for the fusion of objective quality

<sup>1</sup> wilcoxon test



*Peculiarities, results and perspectives,* "Signal Processing: Image Communication, vol. 30, pp. 57–77, 2015.

- [30] N. Ponomarenko, V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian, M. Carli, and F. Battisti, "TID2008—a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics," *Advances of Modern Radioelectronics*, vol. 10, pp. 30–45, 2009.
- [31] A. Ciancio, A. L. N. T. da Costa, E. A. da Silva, A. Said, R. Samadani, and P. Obrador, "No-reference BLUR assessment of digital pictures based on multifeature classifiers," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 20, pp. 64–75, 2011.
- [32] R. C. Eberhart and J. Kennedy, "A new optimizer using particle swarm theory," in *Proc. of the Sixth Int. Symp. on Micro Machine and Human Science, New York, Vol. 1*, pp. 39–43 (1995).
- [33] Schölkopf et al., "New support vector algorithms," *Neural Comput.* 12(5), 1207–1245 (2000).
- JPEG2000," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, pp. 1918–1927, 2005.
- [17] D. B. Eddine, H. Fella, and B. Azeddine, "Blind image quality assessment method based on a particle swarm optimization support vector regression fusion scheme," 2016, p. 13.
- [18] A. Mittal, R. Soundararajan, and A. C. Bovik, "Making a "completely blind" image quality analyzer," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 20, pp. 209–212, 2013.
- [19] M. A. Saad, A. C. Bovik, and C. Charrier, "Blind image quality assessment: A natural scene statistics approach in the DCT domain," *IEEE transactions on Image Processing*, vol. 21, pp. 3339–3352, 2012.
- [20] Z. Wang, H. R. Sheikh, and A. C. Bovik, "No-reference perceptual quality assessment of JPEG compressed images," in *Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on*, 2002, pp. I–I.
- [21] N. Narvekar and L. J. Karam, "An improved no-reference sharpness metric based on the probability of BLUR detection," in *Workshop on Video Processing and Quality Metrics*, 2010.
- [22] W. Xue, X. Mou, L. Zhang, A. C. Bovik, and X. Feng, "Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, pp. 4850–4862, 2014.
- [23] Q. Li, W. Lin, J. Xu, and Y. Fang, "Blind image quality assessment using statistical structural and luminance features," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 18, pp. 2457–2469, 2016.
- [24] Q. Li, W. Lin, and Y. Fang, "No-Reference Quality Assessment for Multiply-Distorted Images in Gradient Domain," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, pp. 541–545, 2016.
- [25] H. Hadizadeh and I. V. Bajić, "Color Gaussian Jet features for no-reference quality assessment of multiply-distorted images," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, pp. 1717–1721, 2016.
- [26] T. Virtanen, M. Nuutinen, M. Vaahteranoksa, P. Oittinen, and J. Häkkinen, "CID2013: a database for evaluating no-reference image quality assessment algorithms," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, pp. 390–402, 2015.
- [27] D. Jayaraman, A. Mittal, A. K. Moorthy, and A. C. Bovik, "Objective quality assessment of multiply distorted images," in *Signals, Systems and Computers (ASILOMAR), 2012 Conference Record of the Forty Sixth Asilomar Conference on*, 2012, pp. 1693–1697.
- [28] K. Gu, G. Zhai, X. Yang, and W. Zhang, "Hybrid No-Reference Quality Metric for Singly and Multiply Distorted Images," *IEEE Transactions on Broadcasting*, vol. 60, pp. 555–567, 2014.
- [29] N. Ponomarenko, L. Jin, O. Ieremeiev, V. Lukin, K. Egiazarian, J. Astola, et al., "Image database TID2013:



زهرا داودی درزی کارشناسی ارشد رشته مهندسی فناوری اطلاعات از دانشگاه شهید بهشتی تهران می باشد. انجام تحقیقات در حوزه پردازش تصویر و مسائل مربوط به کیفیت آن ، در دوره کارشناسی ارشد ، مورد تحقیق و پژوهش قرار دادند و چندین مقاله در این زمینه ارائه داده است.